

Latihan Berasaskan Web untuk Bahasa Pengaturcaraan Java Menggunakan Teknik Rangkaian Bayesian

Sarina Sulaiman¹, Shahida Sulaiman², Nor Aini Ab. Razak³

^{1,3}Fakulti Sains Komputer dan Sistem Maklumat,
Universiti Teknologi Malaysia, 81310 Skudai, Johor, Malaysia

²Pusat Pengajian Sains Komputer, Universiti Sains Malaysia,
11800 USM, Pulau Pinang, Malaysia

¹sarina@utm.my, ²shahida@cs.usm.my, ³lady23@hotmail.com

Abstrak. Latihan Berasaskan Web (LBW) dikenalpasti sebagai salah satu teknik pembelajaran yang berkesan. Walau bagaimanapun, latihan berasaskan Web biasanya mempunyai kelemahan iaitu pelajar tidak diberi penekanan daripada aspek penilaian semasa sesi latihan. Oleh yang demikian, teknik kepintaran buatan diimplementasikan terhadap laman Web berasaskan latihan untuk membolehkan pencapaian pelajar dinilai. Teknik Bayesian digunakan untuk mengkategorikan pelajar selepas sesi ujian dilakukan. Pelajar dikategorikan kepada lemah, sederhana dan cemerlang. Kategori ini merupakan hipotesis dalam Bayesian. Menerusi penggunaan teknik Bayesian, pelajar dapat dikelaskan berpanduan kepada hipotesis yang bergantung kepada beberapa bukti iaitu latarbelakang pendidikan, latarbelakang pengaturcaraan, peringkat latihan, markah dan masa yang diperuntukkan untuk menjawab soalan. Sebuah prototaip dibangunkan untuk menguji kebolehpercayaan terhadap penerimaan hipotesis dengan menggunakan *certainty factor* (cf). Bahasa pengaturcaraan Java dipilih sebagai domain latihan. Menerusi kajian yang dilakukan, pengimplementasian teknik kepintaran buatan iaitu Bayesian dapat diimplementasikan dalam pembangunan prototaip latihan berasaskan Web untuk pengaturcaraan Java.

Kata kunci: Latihan Berasaskan Web, Teknik Rangkaian Bayesian, Bahasa Pengaturcaraan Java

1 Pengenalan

Sejajar dengan perkembangan dunia pendidikan yang semakin berkembang, pelajar banyak didedahkan dengan teknik Pembelajaran Berbantuan Komputer (PBK). Walau bagaimanapun, kebanyakan pembangunan perisian pembelajaran berasaskan PBK telah berubah dan ditingkatkan lagi dalam bentuk Web dan dikenali sebagai Latihan Berasaskan Web (LBW). Ini disebabkan peningkatan penggunaan internet di rumah, di pejabat, di sekolah dan juga di institusi-institusi pengajian tinggi.

Menurut Horton (2000), pembelajaran jarak jauh telah lama diperkenalkan. Pada tahun 1925, kursus ditawarkan oleh *State University of Iowa* menerusi radio dan ini diikuti pada tahun 1940an, pembelajaran menerusi televisyen yang dilengkapi dengan kemudahan untuk penyiaran secara langsung untuk pelajar jarak jauh. Pada tahun 1980an, tele-persidangan diperkenalkan untuk membolehkan komunikasi antara

pelajar dan guru yang berada pada tempat yang berbeza dilakukan. LBW adalah teknologi terkini yang diperkenalkan untuk pembelajaran jarak jauh.

LBW membenarkan pelajar mengikuti pembelajaran tanpa perlu menghadiri kelas biasa. Ianya juga tidak membataskan masa dan tempat untuk belajar. Melalui penggunaan komputer yang dilengkapi dengan kemudahan Internet, pelajar boleh mengikuti proses pembelajaran di mana jua mereka berada. Pelajar juga berpeluang untuk belajar topik yang sama berulang-ulang sehingga pemahaman diperolehi. Di samping itu, pelajar juga berpeluang untuk menilai sendiri kemampuan dan pemahaman mereka terhadap sesuatu topik dengan mencuba latihan yang diberikan untuk melatih mereka mengaplikasikan pelajaran yang telah diperolehi.

Bahasa Pengaturcaraan Java dipilih sebagai domain untuk LBW ini memandangkan keperluan terhadap pengguna yang terdiri daripada pelajar Sains Komputer dan Sistem Maklumat (FSKSM) yang perlu mengambil mata pelajaran Pengaturcaraan Berorientasikan Objek sebagai subjek teras yang menggunakan bahasa ini. Teknik Bayesian digunakan untuk mengklasifikasikan pelajar mengikut pencapaian melalui latihan yang disediakan dalam LBW. Model pelajar digunakan untuk membantu capaian menerusi teknik Bayesian. Teknik Bayesian dikenali sebagai salah satu teknik di dalam kepintaran buatan (*Artificial Intelligence*).

Seterusnya, kertas kerja ini akan membincangkan kajian literatur dalam bahagian kedua, pelaksanaan teknik Bayesian pada LBW dalam bahagian ketiga dan kesimpulan dalam bahagian keempat.

2 Kajian Literatur

Dalam bahagian kajian literatur ini diterangkan tentang subjek pengaturcaraan Java yang digunakan, latar belakang LBW, pengimplementasian kepintaran buatan yang terlibat dan teknik Rangkaian Bayesian yang digunakan dalam kajian ini.

2.1 Subjek Pengaturcaraan Java

Java adalah bahasa pengaturcaraan berorientasikan objek. Ia adalah subjek teras yang perlu diikuti oleh pelajar yang mengikuti kursus Diploma pengajian Sains Komputer dan Sistem Maklumat (FSKSM) , UTM. Java dipilih sebagai domain kajian yang dilakukan disebabkan semua pelajar FSKSM akan menggunakannya di dalam subjek teras fakulti iaitu Pengaturcaraan 2. Selaras dengan itu, latihan yang disediakan berpandukan modul pembelajaran yang digunakan oleh pensyarah Fakulti Sains Komputer dan Sistem Maklumat (FSKSM) , UTM sahaja.

Melalui kajian yang dilakukan, modul pembelajaran Java yang terlibat telah dikenal pasti seperti dalam Jadual 1.

2.2 Latihan Berasaskan Web

LBW dikenal pasti sebagai salah satu alternatif pembelajaran yang sesuai pada masa kini. LBW adalah aplikasi teknologi Web untuk tugas pembelajaran golongan

tertentu seperti pelajar, golongan profesional, akademik dan sebagainya. LBW terdiri daripada 3 pembangunan sosial dan teknikal iaitu pembelajaran jarak jauh, pendidikan menerusi komputer dan penggunaan teknologi Internet.

Jadual 1. Pengelasan modul mengikut peringkat latihan

Peringkat Latihan	Topik	Sub-topik
Mudah	a) Pengenalan kepada Java b) Kaedah	Penghantaran Parameter
Sederhana	c) Tatasusunan dan Vektor	Jenis Tatasusunan Pengisytiharan Tatasusunan Tatasusunan 2 Dimensi Penghantaran Tatasusunan Sebagai Parameter Vektor
Mahir	d) Hubungan antara Kelas	Perhubungan Penyatuan dan Komposisi Pewarisan

Bagi membangunkan sebuah LBW, beberapa objektif dikenalpasti. Objektif akan dapat dinyatakan dengan jelas sekiranya golongan pelajar yang terlibat dikenalpasti, matlamat latihan yang hendak disampaikan jelas, bagaimana latihan yang disampaikan dapat diaplikasi dan kejayaan yang dapat dicapai hasil daripada latihan yang diberikan dikenalpasti.

Bagi pengguna yang terdiri daripada pelajar bagi LBW ini, ia mempunyai beberapa kriteria. Antaranya mereka boleh terdiri daripada golongan yang suka berdikari, dan melihat pembelajaran itu secara positif, berdisiplin, pandai mengurus masa dan suka bekerja berseorangan, mempunyai kemahiran asas komputer yang baik, berpengetahuan dalam perniagaan dan pembelajaran dan tidak mempunyai kemudahan untuk menghadiri kelas secara tradisional. Selain itu pelajar yang menggunakan LBW boleh terdiri daripada mereka yang mempunyai matlamat khusus seperti memiliki kelayakan dan kemahiran dalam tugas yang spesifik. LBW juga tidak terkecuali kepada mereka yang mempunyai kemahiran sederhana dalam sesuatu bidang (Horton, 2000).

LBW membantu mengurangkan kos terhadap pengguna iaitu kos perjalanan dan pengangkutan. Selain itu ianya juga turut mengurangkan kos penggunaan perkakasan, kos pengurusan dan pentadbiran dan kos gaji pekerja.

Terdapat beberapa aktiviti dalam LBW iaitu *Webcasts*, jujukan persembahan, *Activities Drill-and-practice*, *Scavenger hunts*, panduan kajian, panduan analisis, rekabentuk berkumpulan, *Brainstorming*, kajian kes, *Group critiques*, makmal maya, *Hands-on activities* dan *Learning games* (Horton, 2000). Aktiviti-aktiviti yang digunakan dalam kajian ini seperti berikut:

Drill-and-Practice Activities

Menurut Horton (2000) *Drill-and-practice activities* membenarkan ulangan latihan dalam persekitaran pembelajaran yang mudah. *Drill-and-practice activities* membina kitaran ujian ringkas dengan sistem memberikan masalah untuk diselesaikan dan

pelajar akan diminta untuk menyelesaikan masalah yang diberikan. Sistem akan menyediakan tindak balas kepada penyelesaian yang dinyatakan sebelum soalan seterusnya diberikan. *Drill-and-practice activities* sangat berguna untuk membantu pelajar mengingat fakta dan memastikan kemampuan untuk mengingat kembali pelajaran supaya ianya dapat diimplementasikan.

Tutorial *Knowledge-paced*

Jenis tutorial yang terlibat dalam pembangunan LBW ini adalah tutorial *Knowledge-paced*. Tutorial jenis ini membenarkan pelajar menjalani ujian selepas modul pengenalan. Ujian yang disediakan untuk setiap peringkat yang lebih tinggi adalah lebih sukar berbanding peringkat sebelumnya. Pelajar akan menjalani latihan secara berperingkat. Pelajar yang gagal tidak dibenarkan mengikuti latihan untuk ke peringkat seterusnya. Pelajar akan melakukan capaian ke atas topik berkaitan setelah selesai menjalani ujian. Pada akhir sesi latihan, pelajar akan diberikan rumusan berdasarkan persembahan mereka menerusi ujian yang telah dijalankan.

2.3 Implementasi Kepintaran Buatan Dalam LBW

Kajian ini akan menerangkan tentang teknik Kepintaran Buatan (KB) yang boleh diimplementasikan dalam pembelajaran yang berkonsepkan jarak jauh. Memandangkan LBW itu sendiri berkonsepkan pembelajaran jarak jauh, maka secara tidak langsung KB menyediakan kerangka kerja sistem yang melibatkan 5 komponen major.

Noraniah, *et al.*(2000) menyatakan bagi pembelajaran jarak jauh, kerangka kerja terdiri daripada 5 komponen major iaitu model pelajar (*student model*), model kepakaran domain (*domain expert model*), janakuasa minat (*interest generator*), model tutorial (*tutoring model*) dan antaramuka pengguna.

Model pelajar digunakan untuk menilai pengetahuan yang diperolehi pelajar dan corak pembelajaran peribadi yang terlibat sepanjang proses pembelajaran dilaksanakan. Model kepakaran domain pula melibatkan penyimpanan pengetahuan domain dalam ruang khas yang membenarkan manipulasi mudah dilakukan untuk proses pembelajaran. Janakuasa minat membenarkan penyesuaian suasana pembelajaran berdasarkan kepada minat pelajar secara umum, manakala model tutorial digunakan untuk mengajar pelajar tentang subjek domain. Dalam prototaip yang dibangunkan, model pelajar sahaja yang digunakan. Menurut Noraniah, *et al.*(2000), model pelajar penting kerana jika tiada, semua pelajar akan dilayan sama rata walaupun mempunyai latarbelakang pendidikan yang berlainan. Arahkan secara individu dapat dibina berdasarkan kepada maklumat yang didapati daripada model pelajar.

Model Pelajar

Menurut Noraniah, *et al.*(2000), model pelajar diperolehi dengan mendapatkan data dan latarbelakang pelajar, kemudian diikuti dengan implementasikan data untuk jana persembahan bagi proses pembelajaran dan seterusnya laksanakan beberapa jenis

kesimpulan untuk jujukan persembahan maklumat domain yang telah dipersembahkan kepada pelajar.

Data tentang pelajar boleh diperolehi menerusi dua kaedah iaitu secara langsung dan secara tidak langsung. Dalam kajian ini, menerusi kaedah secara langsung, data diambil secara terus menerusi soalan yang diutarakan kepada pelajar. Antara contoh soalan yang terlibat seperti latarbelakang pelajar, pengalaman, pengetahuan dan kecenderungan domain yang dimiliki. Latarbelakang pelajar merujuk kepada bidang pengkhususan pelajar manakala pengalaman pelajar pula memberi penekanan kepada pengetahuan domain semasa yang dimiliki oleh pelajar.

Semasa sesi pembelajaran berlangsung, maklumat secara tidak langsung yang mewakili keadaan semasa pembelajaran seperti perilaku pelajar (*student behaviour*) diperolehi. Data-data yang diperolehi ini akan dianalisa. Data secara tidak langsung ini termasuklah perilaku pelajar semasa sesi pembelajaran dan skor yang diperolehi daripada sesi latihan dan kuiz.

Teknik permodelan stereotaip (Rich, 1979) digunakan untuk analisa data dan kemudiannya akan digunakan untuk pengelasan pelajar mengikut kesesuaian. Lampiran A menunjukkan model stereotaip untuk pengelasan pelajar mengikut kategori berasaskan kepada beberapa kriteria. Berdasarkan model stereotaip di Lampiran A, pelajar akan diklasifikasikan mengikut kategori sama ada lemah, sederhana atau mahir berpanduan markah yang diperolehi pada akhir sesi latihan (rujuk Jadual 2.). Capaian terhadap tahap pembelajaran ditentukan oleh prototaip berdasarkan maklumat latar belakang pendidikan dan kursus yang telah dimasukkan oleh pelajar.

Prototaip akan mengenalpasti corak pembelajaran pelajar yang kemudiannya akan ditukar kepada perwakilan pengetahuan model pakar yang membolehkan penukaran kategori pelajar dilakukan sekiranya perlu (Ong & Ramachandran, 2003). Menurut Ong dan Ramachandran (2003), pengetahuan model pakar adalah perwakilan komputer terhadap subjek kepakaran domain yang membolehkan perbandingan terhadap perilaku pelajar dengan pilihan kepakaran dilakukan. Perbandingan ini dibuat untuk menilai sejauh mana pemahaman pelajar. Jadual 2 menggambarkan kategori pelajar berdasarkan pemerhatian terhadap perilaku pelajar melalui masa yang diperuntukkan untuk menyiapkan latihan semasa proses pembelajaran yang terdiri daripada 10 soalan mengisi tempat kosong dengan pilihan jawapan diberikan.

Kesimpulannya, berdasarkan model pelajar yang terdiri daripada model stereotaip dan pengetahuan model pakar, ia akan memudahkan corak pembelajaran pelajar dikenalpasti. Ia juga secara tidak langsung akan memudahkan pengelasan terhadap kategori pelajar dilakukan. Teknik Bayesian akan digunakan untuk capaian terhadap model pelajar.

Jadual 2. Pengetahuan model pakar berdasarkan perilaku pelajar

Kategori	Masa	Markah
Lemah	> 2 minit	<=49%
Lemah	< 2 minit	>=49%
Sederhana	> 2 minit	<50%-80%
Sederhana	< 2 minit	<50%-80%
Cemerlang	> 2 minit	>=80%
Cemerlang	< 2 minit	>=80%

2.4 Teknik Rangkaian Bayesian

Rangkaian Bayesian (*Bayesian Network*) (Bengtsson, 1999), (Negnevitsky, 2002) adalah perwakilan kesatuan kebarangkalian untuk set pembolehubah rawak. Ia mempunyai struktur dan parameter iaitu kualitatif dan kuantitatif. Struktur menunjukkan perhubungan bersandar dan tidak bersandar antara setiap pembolehubah rawak. Parameter adalah kebarangkalian bersyarat yang berkaitan dengan pembolehubah rawak. Rangkaian Bayesian adalah graf pemusingan terus (*a cyclic directed graph*) dengan setiap nod yang sesuai untuk pembolehubah rawak dan bergabung dengan *conditional probability table* (CPT). CPT mengandungi baris untuk setiap kemungkinan kombinasi untuk nilai *parent*. Lajur terdiri daripada kemungkinan nilai untuk pembolehubah rawak. Jika nilai nod diketahui, maka ia dikenali sebagai *evidence node*. Setiap sel rajah mengandungi kebarangkalian bersyarat untuk nilai pembolehubah rawak. Setiap lajur rajah, jumlah keseluruhannya adalah 1. Oleh yang demikian, bagi penetapan setiap parameter untuk rangkaian Bayesian, kebarangkalian bersyarat untuk setiap pembolehubah rawak berdasarkan *parent* dan kebarangkalian utama untuk akar nod mestilah diketahui.

Menurut Negnevitsky (2002), kebarangkalian peristiwa adalah perbandingan kes. Ia juga boleh ditakrif sebagai ukuran saintifik terhadap peluang. Melalui kajian ini, ia akan membincangkan tentang idea asas yang digunakan dalam perwakilan tidak jelas dalam sistem pakar. Kelebihan penggunaan rangkaian Bayesian termasuklah ia merupakan model kebarangkalian yang boleh memberikan kesimpulan terhadap kepercayaan melalui pemerhatian yang dijalankan. Rangkaian Bayesian juga boleh digunakan sebagai pengklasifikasian melalui penggunaan algoritma. Rangkaian Bayesian mempunyai pembolehubah rawak dan kebarangkalian bersyarat.

Bengtsson (1999) menyatakan rangkaian Bayesian terbahagi kepada dua bahagian iaitu bahagian kualitatif dan bahagian kuantitatif. Komponen penting yang terdapat pada bahagian kualitatif iaitu pengstrukturkan, graf pemusingan terus (*directed a cyclic graph*), pembahagi mewakili pembolehubah dan sisi mewakili hubungan antara dua pembolehubah. Bahagian kuantitatif mewakili penguat antara pembolehubah dengan fungsi kebarangkalian bersyarat. fungsi kebarangkalian bersyarat.

Negnevitsky (2002) seterusnya menerangkan perwakilan asas Bayesian dalam sistem pakar diwakili dalam bentuk berikut:

IF Evidence is true
THEN Hypothesis is true (with probability)

Dalam sistem pakar, H selalunya mewakili hipotesis dan E mewakili bukti yang menyokong hipotesis. Jika ditukar dalam bentuk hipotesis dan bukti, persamaan terbentuk adalah seperti berikut:

$$p(H|E) = \frac{p(E|H) \times p(H)}{p(E|H) \times p(H) + p(E|\neg H) \times p(\neg H)}$$

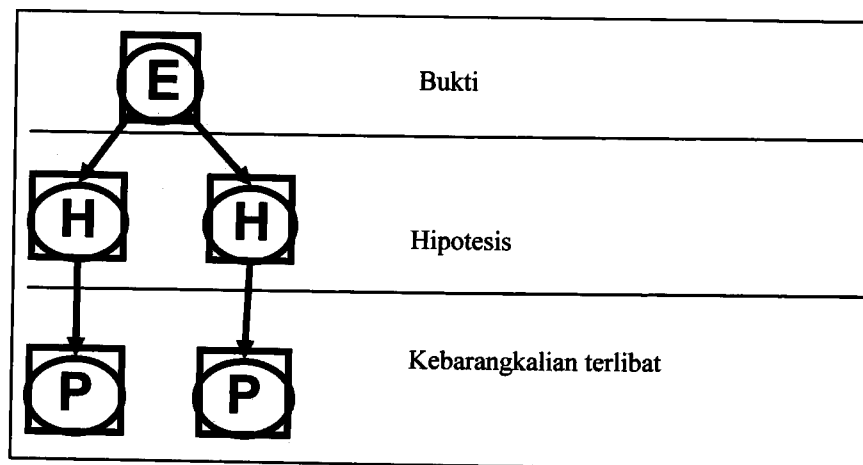
$p(H)$ adalah kebarangkalian hipotesis H adalah benar

$p(E|H)$ adalah kebarangkalian bahawa hipotesis H adalah benar berdasarkan bukti E

$p(\neg H)$ adalah kebarangkalian hipotesis H adalah salah

$p(E|\neg H)$ kebarangkalian untuk menemui bukti peristiwa E bila hipotesis H adalah salah

Dalam persamaan di atas, kebarangkalian untuk hipotesis H , $p(H)$ perlu ditakrifkan terlebih dahulu sebelum sebarang bukti E dikaji. Dalam sistem pakar, kebarangkalian yang diperlukan untuk menyelesaikan sebarang masalah disediakan oleh pakar. Pakar akan mengenalpasti kebarangkalian yang munasabah untuk $p(H)$ dan $p(\neg H)$ dan kebarangkalian bersyarat untuk bukti E jika H adalah benar, $p(E|H)$ dan jika hipotesis H adalah salah, $p(E|\neg H)$. Pengguna sediakan maklumat berdasarkan bukti dan sistem pakar melakukan pengiraan $p(H|E)$ untuk hipotesis H berpandukan bukti E yang diberikan oleh pengguna. Kebarangkalian $p(H|E)$ dikenali sebagai kebarangkalian terkemudian (*posterior probability*).



Rajah 1. Perwakilan Bayesian dalam pepohon (Negnevitsky, 2002)

Rajah 1 mengilustrasikan perwakilan Bayesian dalam bentuk pepohon menurut pandangan dalam sistem pakar. Bukti diwakili oleh E dimana ianya bersandar kepada hipotesis H yang terlibat. Menurut Negnevitsky (2002), Konsep kebarangkalian bersyarat diperkenalkan untuk mempertimbangkan peristiwa E berlaku bergantung pada masa peristiwa H berlaku. H mempunyai beberapa kebarangkalian bersyarat yang diwakili oleh P yang akan menentukan hipotesis yang berlaku sama ada benar atau salah. Aturcara untuk penjanaan rangkaian Bayesian boleh dilarikan menggunakan sebarang sistem pengoperasian. Menurut Bengtsson (1999) biasanya aturcara ditulis dalam bahasa pengaturcaraan Java. Manakala, Rangkaian Bayesian boleh disunting dengan menggunakan sebarang editor teks, contohnya seperti *XML Belief Network File format*.

3 Perlaksanaan Teknik Bayesian Pada LBW

Bahagian ini akan menerangkan keputusan pengujian yang diperolehi sebelum dan selepas teknik Bayesian diimplementasikan dalam prototaip untuk pengkategorian pelajar. Sebelum teknik Bayesian diimplementasikan, nod pepohon dijana untuk pengkategorian pelajar menggunakan model pelajar yang digabungkan dengan model stereotaip.

Pengujian dimulakan dengan pelajar diminta mengisi borang pendaftaran yang disediakan secara atas talian. Borang yang telah diisi digunakan untuk mendapatkan maklumat latarbelakang pelajar. Seterusnya pelajar diminta menjawab 20 soalan pada setiap peringkat yang dibahagikan kepada 3 kategori iaitu lemah, sederhana dan mahir. Semasa proses latihan dijalankan, markah dan masa yang diperolehi pelajar akan diambil kira selain daripada maklumat latarbelakang yang diberikan oleh pelajar pada borang pendaftaran.

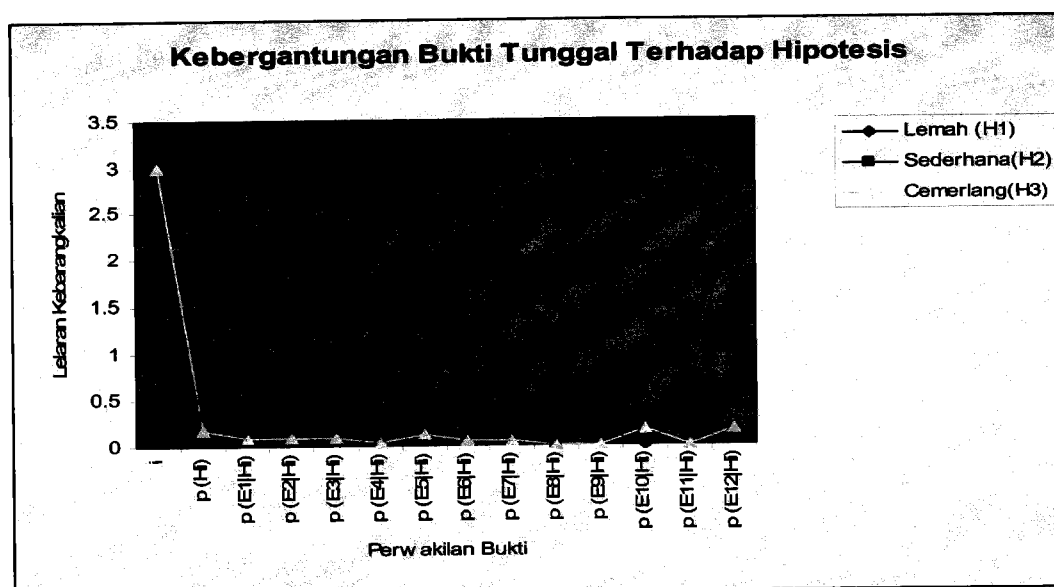
3.1 Nilai Nod Pepohon Sebelum Penjanaan Teknik Bayesian

Data-data awal yang diperolehi pada peringkat awal adalah data mentah. Ianya perlu ditukar kepada nilai kebarangkalian iaitu dalam bentuk perpuluhan dan dimasukkan dalam nod pepohon berdasarkan model pelajar yang telah dijana untuk penggabungan keseluruhan nilai kebarangkalian yang mungkin wujud.

3.2 Nilai Nod Pepohon Selepas Penjanaan Teknik Bayesian

Pengujian seterusnya melibatkan penjanaan nilai kebarangkalian untuk menggunakan rumus Bayesian.

Pengujian teknik Bayesian dimulakan dengan menjana nilai kebarangkalian berdasarkan kebergantungan hipotesis terhadap bukti tunggal. Bukti-bukti ini akan digabungkan pada fasa akhir untuk pengkategorian pelajar dengan pengimplementasian rumus Bayesian. Pada akhir fasa pengujian, nilai sebenar yang menyokong kepada hipotesis akan diperolehi.



Rajah 2. Graf kebarangkalian untuk setiap hipotesis terhadap kebergantungan bukti tunggal dalam penjanaan Bayesian.

Rajah 2 menunjukkan graf perbandingan untuk setiap hipotesis berdasarkan kebergantungan terhadap bukti tunggal. Antara bukti yang terlibat yang mewakili E1

sehingga E12 adalah Diploma, Ijazah, Tanpa Pengaturcaraan, Dengan Pengaturcaraan, Mudah, Sederhana, Mahir, $< 49\%$, $50\% - 80\%$, $\geq 80\%$, > 2 minit dan < 2 minit. Hipotesis yang terlibat adalah lemah, sederhana dan cemerlang.

Berdasarkan Rajah 2 menunjukkan bahawa purata kebarangkalian untuk lemah lebih tinggi berbanding sederhana dan cemerlang. Walaubagaimanapun, sesetengah kebergantungan bukti terhadap hipotesis lemah mencatatkan pengurangan berbanding hipotesis sederhana dan cemerlang. Keadaan ini dipengaruhi oleh penjana nod pada peringkat awal penjana pepohon Bayesian.

Bagi mendapatkan nilai kebarangkalian yang mempunyai kebergantungan kepada beberapa bukti terhadap satu hipotesis, gabungan untuk kebergantungan bukti tunggal digabungkan bergantung kepada bukti yang dikehendaki. Prototaip akan menjana nilai kebergantungan bukti ini menerusi kod aturcara yang dikodkan untuk pelaksanaan Bayesian.

Rajah a di Lampiran B menunjukkan hasil pengujian terhadap perbandingan yang dilakukan untuk hipotesis lemah sebelum dan selepas penjana teknik Bayesian oleh prototaip. Nilai lelaran kebarangkalian tinggi disebabkan oleh penggunaan rumus untuk kebergantungan bukti tunggal mempengaruhi nilai kebarangkalian untuk kebergantungan pelbagai bukti bagi satu hipotesis. Nilai sebelum pengujian rendah dibandingkan selepas pengujian kerana nilai sebelum pengujian hanya melibatkan pengiraan menggunakan teknik kebarangkalian asas biasa sahaja. Ianya tidak melibatkan penggunaan peraturan-peraturan yang kompleks.

Rajah b di Lampiran B menunjukkan hasil pengujian yang dilakukan melibatkan hipotesis sederhana. Ia menggambarkan perbezaan yang wujud sebelum dan selepas pengimplementasian teknik Bayesian. Menerusi pepohon yang dijana, kebergantungan bukti untuk hipotesis sederhana mencatatkan perbezaan sebelum dan selepas pelaksanaan Bayesian disebabkan penjana dua kali untuk Bayesian iaitu pertama untuk mendapatkan nilai kebarangkalian untuk kebergantungan bukti tunggal dan kedua untuk penggabungan pelbagai bukti bagi membentuk hipotesis. Sebelum penjana Bayesian, nilai kebarangkalian yang wujud hanya melibatkan satu kali penjana nilai kebarangkalian dengan mengambil kira kebergantungan yang wujud dalam nod asas.

Rajah c di Lampiran B menunjukkan perbandingan untuk hipotesis cemerlang sebelum dan selepas pengujian dilakukan terhadap prototaip. Penggabungan menggunakan rumus Bayesian menjadikan lelaran tinggi berbanding sebelum pengujian dilakukan. Ini adalah disebabkan oleh nilai kebergantungan bukti tunggal yang terlibat sebelumnya. Hasil selepas pengujian diperolehi selepas beberapa operasi pengiraan melibatkan beberapa algoritma dilakukan oleh prototaip.

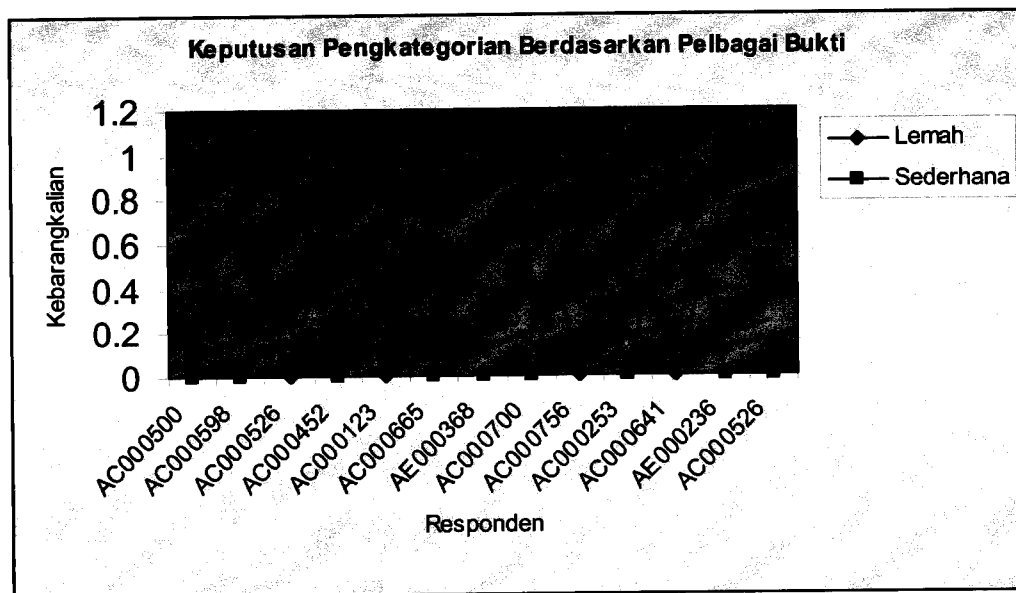
Berdasarkan Rajah a, b dan c di Lampiran B, kebergantungan bukti tunggal di ambil kira dengan memisahkan setiap bukti yang wujud iaitu diploma, ijazah, tanpa pengaturcaraan, dengan pengaturcaraan, peringkat latihan mudah, peringkat latihan sederhana, peringkat latihan mahir, markah yang diperolehi dan masa yang diambil untuk menyiapkan latihan yang diberikan Hipotesis akhir di gunakan untuk mengelaskan bukti yang dikenalpasti. Pada akhir fasa pengujian, nilai kebergantungan bukti yang sama tetapi hipotesis yang berlainan akan diuji untuk menentukan kategori sebenar pelajar iaitu lemah, sederhana atau mahir.

Seterusnya pengujian dilakukan untuk memastikan bahawa prototaip memenuhi objektif yang dikehendaki. Bagi menguji sejauh mana pengimplementasian teknik Bayesian ini berkemampuan untuk mengkategorikan pelajar berdasarkan kepada beberapa bukti, ianya dilaksanakan dengan melibatkan 13 orang responden yang mempunyai pelbagai latarbelakang pengajian yang berlainan.

Menerusi hasil yang didapati daripada pengujian ini, ianya akan menunjukkan bahawa kebergantungan terhadap beberapa bukti yang berlainan mempengaruhi nilai hipotesis yang berlainan untuk pengkategorian pelajar.

Lampiran C menunjukkan keputusan yang diperolehi terhadap pengujian yang dilakukan kepada 13 orang responden tersebut. Menerusi kajian ini, responden yang terlibat terdiri daripada pelbagai latarbelakang. Menerusi maklumat yang diberikan, nilai kebergantungan bukti untuk hipotesis akan dijana oleh prototaip untuk membolehkan pelajar dikategorikan mengikut pencapaian sepanjang mengikuti latihan dan kriteria latarbelakang yang diambil kira dengan menggunakan rumus Bayesian.

Graf di dalam Rajah 3 diperolehi setelah nilai akhir untuk kebergantungan pelbagai bukti berdasarkan Lampiran C diambil kira. Berdasarkan Rajah 3, didapati bahawa pengkategorian pelajar dilakukan bergantung kepada bukti. Bukti yang berlainan memberi kesan kepada hipotesis akhir pelajar, sama ada pelajar tergolong dalam kategori lemah, sederhana ataupun mahir.



Rajah 3. Graf untuk pengkategorian responden berdasarkan pelbagai bukti

Hasil daripada pengujian menunjukkan bahawa kategori untuk pelajar cemerlang tidak dapat dilaksanakan. Ini dipengaruhi oleh penjanaan nod pada peringkat awal pepohon Bayesian. Nilai kebarangkalian kebergantungan untuk cemerlang adalah rendah. Oleh yang demikian ianya secara tidak langsung mempengaruhi keseluruhan nilai yang bakal dijana seterusnya. Pengujian yang dijalankan menunjukkan perbezaan antara penggunaan rumus asas kebarangkalian biasa dengan rumus Bayesian. Berdasarkan perbezaan yang wujud ini, didapati bahawa penggunaan

rumus Bayesian berjaya diimplementasikan dalam prototaip. Berdasarkan pengujian yang dilaksanakan didapati bahawa kebergantungan terhadap bukti yang berlainan mempengaruhi hipotesis akhir. Bukti yang dimaksudkan adalah latarbelakang pendidikan, latarbelakang pengaturcaraan, modul latihan, markah dan masa yang diambil manakala hipotesis akhir yang terlibat adalah lemah, sederhana dan cemerlang.

4 Kesimpulan

Prototaip yang dibangunkan adalah landasan untuk pengujian teknik yang digunakan iaitu Bayesian. Pemilihan LBW dilakukan untuk pengimplementasian pengkategorian pelajar. Berdasarkan kajian elemen kebergantungan bukti pada peringkat awal fasa kajian, didapati beberapa bukti yang sesuai telah dikenalpasti iaitu latarbelakang pendidikan, latarbelakang pengaturcaraan, peringkat latihan yang terlibat sama ada lemah, sederhana atau mahir, markah yang diperolehi dan masa yang dicatatkan untuk menyelesaikan latihan boleh diambil kira untuk sokongan akhir terhadap hipotesis.

Setelah bukti yang terlibat dikenalpasti, penjanaan model prototaip dilakukan. Model prototaip yang dijana adalah gambaran awal untuk nod pepohon Bayesian. Pada dasarnya penjanaan Bayesian melibatkan penggunaan rumus yang bersandar secara rawak dan bersandar secara tidak rawak. Oleh yang demikian, kami menghadapi kesukaran kerana kebanyakan kajian yang dilakukan memfokuskan kepada rumus yang melibatkan kebersandaran secara rawak. Memandangkan kajian yang dilakukan melibatkan kebersandaran secara tidak rawak, kami menghadapi kesukaran untuk mendapatkan rumus yang sesuai. Selain itu, kebergantungan terhadap beberapa bukti memerlukan kepada pemahaman yang mendalam untuk membolehkan pengimplementasian Bayesian dilakukan. Pengujian dilakukan terhadap semua rumus untuk mendapatkan rumus yang tepat dengan kajian yang dilakukan.

Penghargaan

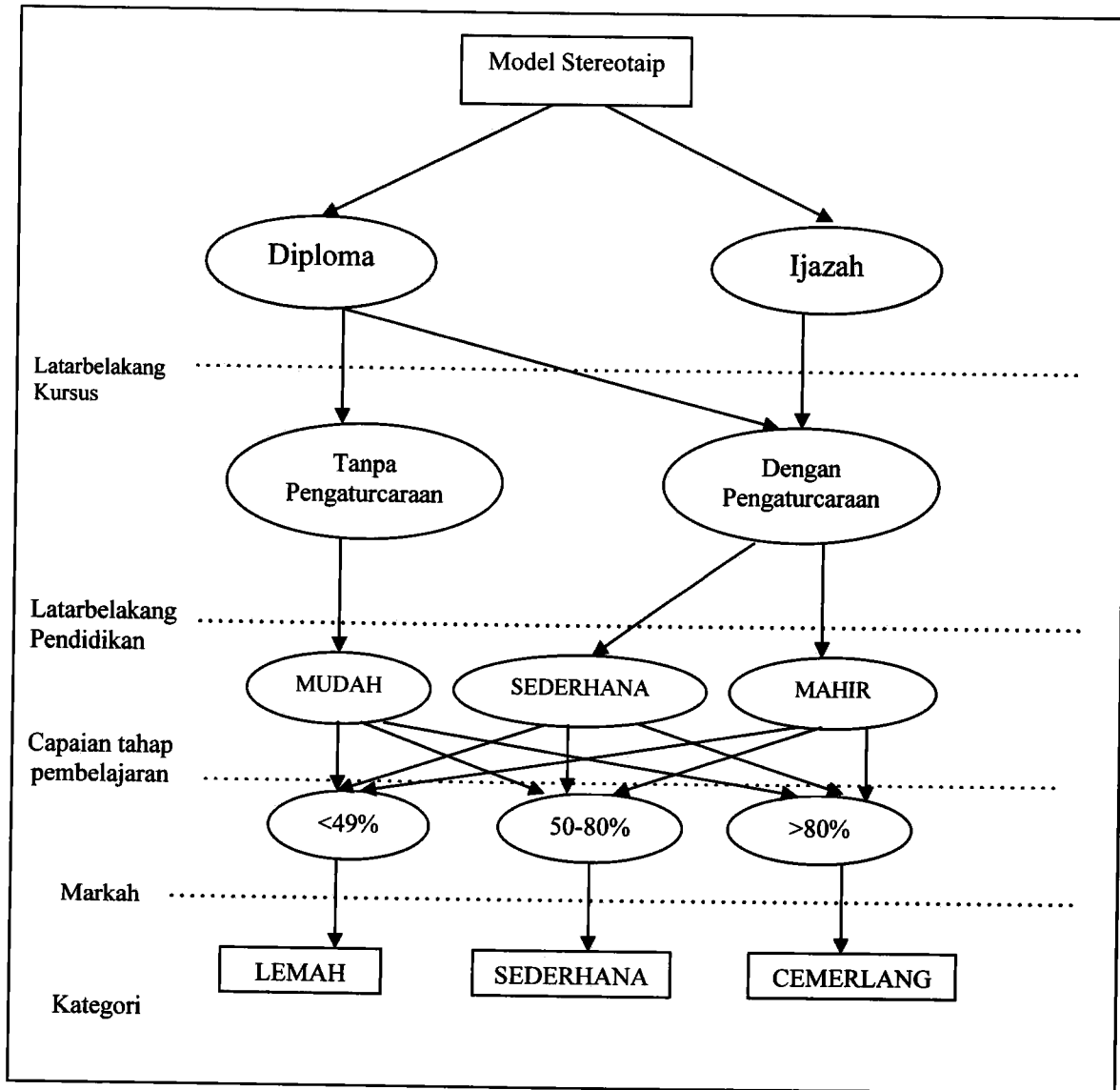
Jutaan terima kasih diucapkan kepada Kementerian Sains, Teknologi dan Inovasi (MOSTI) yang membiayai penyelidikan ini di bawah geran e-Science Vot 79101 dan pihak pengurusan RMC, UTM atas kerjasama yang telah diberikan.

Rujukan

- Bengtsson, H. *Bayesian Networks*. Master Thesis, Lund University, Sweden, 1999.
Horton, W. *Designing Web-Based Training*. John Wiley & Sons Inc., pp. 191-194 (2000).
Negnevitsky, M. *Artificial Intelligence A Guide to Intelligent System*. First Edition. Great Britain. Addison-Wesley, pp.34-39 (2002).

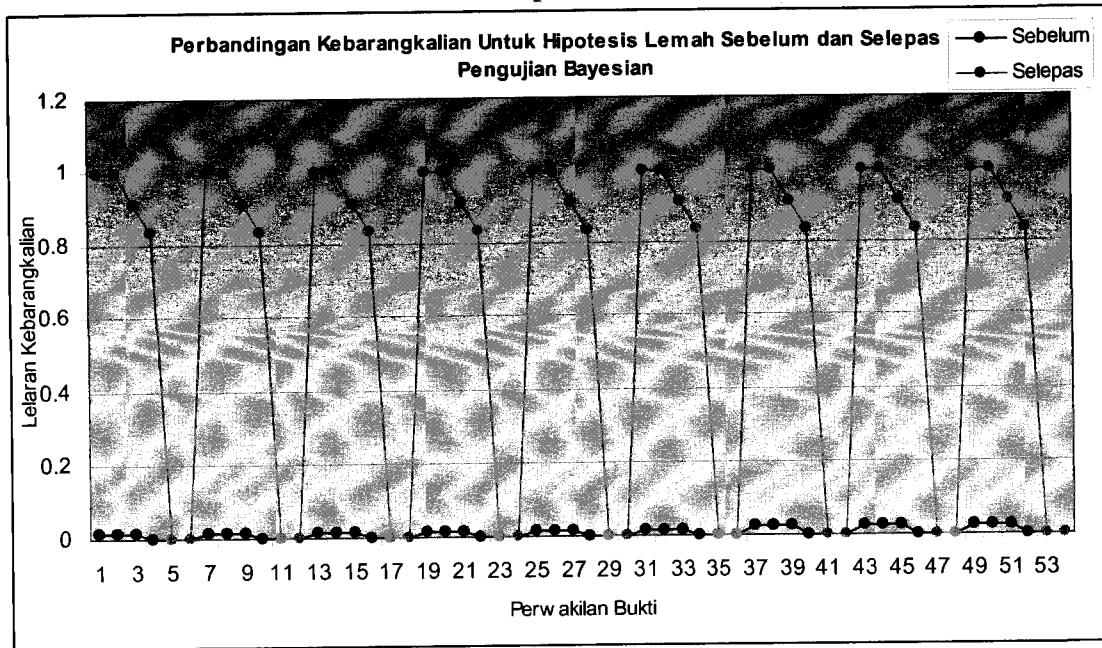
- Noraniah M. Yassin, Nor Haizan M. Radzi, dan Razana Alwee. *Memodelkan Modul Pengajaran dalam Pendidikan Jarak Jauh*. Prosiding Konvensyen Pendidikan UTM, 2000.
- Ong, J., and Ramachandran S. *Intelligent Tutoring Systems: Using AI to Improve Training Performance and ROI*. Stottler Henke Associates, Inc. pp. 1-5 (2003).
- Rich, Elaine. *User Modeling via Stereotypes*. Cognitive Science 3: 329-354, 1979.

Lampiran A

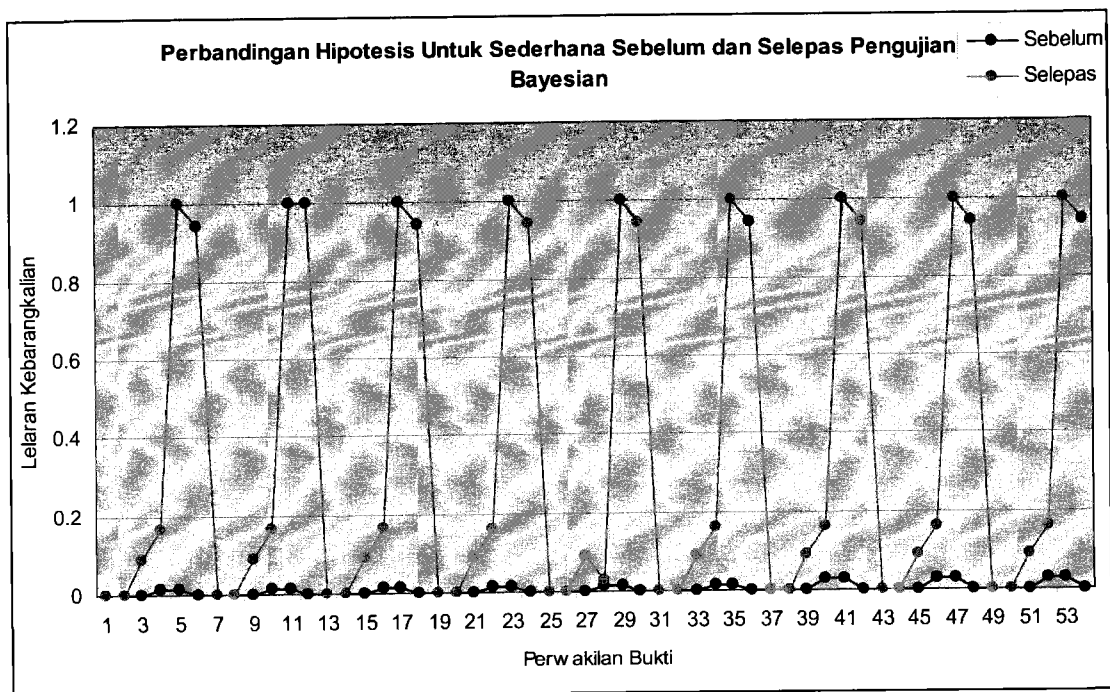


Model Stereotaip- Untuk Pengkategorian Pelajar (Noraniah, *et al.*, 2000)

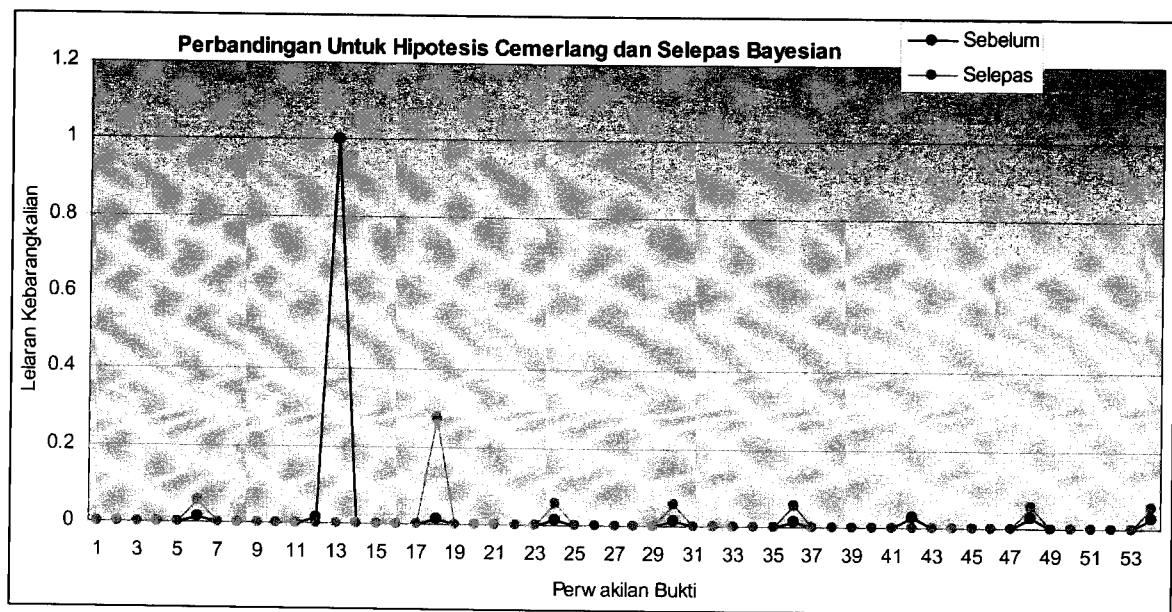
Lampiran B



Rajah a. Graf perbandingan untuk hipotesis lemah sebelum dan selepas pengujian dilakukan.



Rajah b. Graf perbandingan untuk hipotesis sederhana sebelum dan selepas pengujian dilakukan.



Rajah c. Graf perbandingan untuk hipotesis cemerlang sebelum dan selepas pengujian dilakukan.

Lampiran C
Keputusan akhir pengujian terhadap 13 orang responden

ID Pelajar	Latarbelakang pendidikan	Latarbelakang pengaturcaraan	Modul Latihan	Markah	Masa	Nilai <i>p</i>	kategori
AC 000500	Ijazah	Dengan Pengaturcaraan	Sederhana	50 %	>2 minit	0.9100	Lemah
AC 000598	Diploma	Tanpa Pengaturcaraan	Mudah	60 %	<2 minit	0.8350	Lemah
AC 000526	Ijazah	Dengan Pengaturcaraan	Sederhana	30 %	<2 minit	0.9411	Sederhana
AC 000452	Ijazah	Dengan Pengaturcaraan	Sederhana	40 %	>2 minit	0.9100	Lemah
AC 000123	Ijazah	Dengan Pengaturcaraan	Sederhana	80 %	<2 minit	0.9411	Sederhana
AC 000665	Ijazah	Dengan Pengaturcaraan	Sederhana	20 %	<2 minit	0.8350	Lemah
AE 000368	Ijazah	Dengan Pengaturcaraan	Sederhana	30 %	<2 minit	0.8250	Lemah
AC 000700	Ijazah	Dengan Pengaturcaraan	Sederhana	55%	> 2minit	0.9100	Lemah
AC 000756	Diploma	Tanpa Pengaturcaraan	Mudah	80 %	<2 minit	0.9412	Sederhana
AC 000253	Diploma	Tanpa Pengaturcaraan	Mudah	65 %	<2 minit	0.8350	lemah
AC 000641	Diploma	Without programming	Mudah	85 %	>2 minit	1	Sederhana
AE 000236	Ijazah	Dengan Pengaturcaraan	Sederhana	40 %	<2 minit	0.8350	Lemah
AC 000526	Diploma	Tanpa Pengaturcaraan	Mudah	40 %	<2 minit	1	Lemah